地球大数据支撑粮食可持续生产：实践与展望

左丽君[1,2*] 吴炳方[1,2] 游良志[3,4] 黄文江[1,2] 孟 冉[5] 董莹莹[1,2] 潘天石[1] 王亚非[1]

1 中国科学院空天信息创新研究院 北京 100094
2 可持续发展大数据国际研究中心 北京 100094
3 华中农业大学 宏观农业研究院 武汉 430070
4 国际粮食政策研究所（美国） 华盛顿哥伦比亚特区 20006
5 华中农业大学 资源与环境学院 武汉 430070

摘要 保障粮食安全是全球可持续发展的基础及重要议题。粮食可持续生产作为实现粮食安全的基础，同时是应对气候变化、土地退化、生态退化等全球挑战的有效手段。当前，对粮食生产可持续性的监测与评估存在着数据鸿沟，而地球大数据的支撑作用日益凸显。文章总结了地球大数据支撑粮食可持续生产研究的当前实践，包括对地观测技术在粮食生产系统各要素监测中发挥的作用，以及多源数据融合在粮食生产系统综合监测及粮食生产可持续性评估中的应用。在上述实践归纳的基础上，依循实现联合国可持续发展目标（SDGs）的四大杠杆框架，提出了地球大数据支撑粮食可持续生产的2个未来发展方向：多学科模型凝聚地球大数据推动知识发现支撑政府治理；技术创新集成地球大数据搭建产农户智慧生产决策体系。

关键词 粮食可持续生产，地球大数据，可持续发展目标，实践，展望

DOI 10.16418/j.issn.1000-3045.20210706001

洪范八政，食为政首。习近平总书记多次强调粮食安全问题，指出保障粮食安全始终是国计民生的头等大事。纵观人类历史，粮食作为人类赖以生存的基本物质需求，受到全球各国的广泛重视。2015年，联合国《变革我们的世界：2030年可持续发展议程》（以下简称《2030年可持续发展议程》）中，“消除饥饿，实现粮食安全，改善营养状况和促进可持续农业”被列为17个可持续发展目标（SDGs）中的第2个

*通信作者
资助项目：中国科学院战略性先导科技专项（A类）（XDA19090119），国家重点研发计划（2017YFE0104600）
修改稿收到日期：2021年8月5日

目标（SDG 2）。联合国《2019年全球可持续发展报告》[1]，进一步将17个目标凝练成6个切入点，“食物系统和营养模式”就被列为其一。由此可见，保障粮食安全始终是国家乃至全球可持续发展的基础及重要议题。

粮食安全包括四大基本支柱：可供应量、获取渠道、充分利用和稳定供应[2]。其中，可供应量意指粮食生产，是粮食安全的基础。当前，全球粮食生产取得了瞩目成就——粮食总产量较20世纪中叶翻了2倍以上①，全球营养不足人口比例由1969年的36%下降到2018年的11%[3]。然而，全球依然有约1/9的人口在忍饥挨饿；营养不足人口数量连续4年攀升[4]。不同地区社会经济发展水平差异显著，使得粮食生产能力空间分布不均、粮食获取能力各异，成为产生饥饿人口的重要原因[2]。

与此同时，粮食需求增长与城市扩展导致的耕地流失[5]，促使农用地异地扩展[6,7]、集约化利用程度增加[8]，给防止生态系统服务功能退化、减缓与适应气候变化、防治土地退化等全球性挑战带来了巨大的压力[9-11]。全球粮食生产过程中，灌溉耗水占了全部淡水抽取的70%[12]；60%的氮肥和48%的磷肥属于过量施用[10]；约1/3的人为温室气体排放与粮食生产有关[13]。高效利用有限耕地资源，满足人类食物需求的同时最大限度降低生态环境影响，是衡量粮食生产可持续性的标尺，已成为实现全球SDGs的重大挑战之一。

1 促进粮食可持续生产的数据鸿沟有待突破

跟踪监测和评估粮食生产可持续性及其时空变化过程，是明确进展、发现问题的重要手段，同时也是提升粮食生产可持续性、保障粮食安全的基本前提。反映粮食生产可持续性的各个方面，包括产出收益、水资源利用、化肥农药风险、土壤养分变化、种植多样性等，被列为SDG 2（零饥饿）中第4个具体目标相应指标SDG 2.4.1（从事生产性及可持续农业的农业地区比例）的衡量要素。然而，目前这一指标仍被归为Tier II级别（有方法无数据状态）②。

联合国粮农组织（FAO）作为SDG 2的主要协调机构，负责了SDG 2所有14个指标中的10个，其中包括SDG 2.4.1。当前，FAO负责的所有指标监测评估主要以统计调查方式获取[14]。FAO在监管工作总结中指出，目前大部分国家/组织的统计调查并非以SDG指标评估为目标开展，因此缺乏针对性；并且，各国统计调查能力相差较大，75%的国家至少在1个指标上需要不同形式的帮助，这给开展统一的指标评估带来了挑战[15]。

此外，推进SDGs实现对数据提出了更高要求，即开展数据年度更新或者2—3年较为频繁的更新。特别是对于生产性和可持续农业这类指标，可以作为一种管理工具，为国家规划和预算进程及全球后续行动提供信息，因此定期监测尤为重要[16,17]。然而，监测频次上的增加即意味着投入的增加。据估算，全球每年将需要增加约1亿—2亿美元的财政投入来实现这一需求。寻求能够相互整合且经济的数据来源成为FAO提出的衡量SDGs进展综合策略中4个着力点之一[15]。

2 地球大数据方兴未艾，助力粮食可持续生产研究

地球大数据具有宏观、动态、快速监测能力，能够为粮食生产及环境变化等的区域评估提供基础，形成大尺度进展整体认知及区域差异细致掌握[18]。将其与统计数据有效结合，能大幅改进当前SDGs中有方

① FAOStat: FAOSTAT Online Statistical Service 2020. [2021-08-04]. http://www.fao.org/faostat/en/#data.

② IAEG-SDGs. Tier Classification for Global SDG Indicators. (2020-12-28)[2021-07-04]. https://unstats.un.org/sdgs/iaeg-sdgs/tier-classification/.

法无数据的指标评估现状。当前，2 个重要因素正推动着地球大数据在支撑粮食可持续生产方面的实践应用。

（1）决策层面对空间信息的需求。充分、及时、快速地了解自然环境、社会经济条件和相应的粮食生产状况及其空间异质性，有利于发展粮食集约化和多样化生产、发现粮食加工和粮食贸易机会，能够为增加食物及营养供给和获取能力，提高粮食生产可持续性，并最终实现粮食安全提供有力支撑。国家层面的粮食安全政策规范和农户（或农场）层面的粮食生产投入决策均可据此而定，从而有效地促进农业生产发展、保障粮食安全、提升自然资源利用可持续性，以及改善农民收益。

（2）地球大数据可获取性的提升。对地观测技术的进步使得海量、多源、多时态、多尺度、高维度数据不断涌现[19]，模型驱动型科学正向数据驱动型科学转变，数据密集型知识发现模式逐步形成[20]。数据获取的成本在降低，而管理和分享空间与地理数据的能力在迅速提升。地球大数据为充分、及时、快速地了解粮食生产状况提供了基础，使得在空间维度探索农业发展变得简单易行。地球大数据成为帮助各利益攸关者在农业生产发展上开展决策的经济而有效的手段，已在诸多方面得到应用与实践。

2.1 基于对地观测数据的粮食生产系统要素专题监测

基于对地观测数据的粮食生产系统监测主要从耕地利用和作物长势 2 个方面展开。

2.1.1 耕地利用方面的监测

耕地利用涉及耕地分布、种植结构、管理模式等方面。对于耕地分布信息提取，以往主要从不同时空分辨率的土地利用/土地覆盖产品中获得[21-23]；而最近时空连续的专题耕地数据集生产已成为主流[24]。种植结构和管理方式等信息的提取，在时间序列遥感数据可便利获取的背景下得到了长足的发展。

种植结构方面的监测以复种指数和作物类型为主。复种主要分布在亚洲国家[25]，相关研究也主要出现在这一区域。诺阿卫星（NOAA）高级甚高分辨率辐射仪（AVHRR）、泰拉卫星（Terra）中分辨率成像光谱仪（MODIS）、美国陆地卫星（Landsat）专题制图仪/加强型专题制图仪/陆地成像仪（TM/ETM+/OLI）、哨兵 2 号卫星（Sentinel-2）等获取的不同空间分辨率的时间序列植被指数被普遍采用。相关研究主要通过主成分分析[26]、Savitzky-Golay 滤波[27]、小波变换[28]、时间序列谐波[29]等方法，结合作物物候特征对中国[30,31]、印度[26,32]等国家的耕地复种情况进行监测。

作物类型提取则用到了更为多源的对地观测数据，包括光学、雷达等。目前，基于遥感的作物类型提取仍然更多地集中在少数几种主要作物上，包括水稻[33-35]、小麦[36]、玉米[37]、大豆[38,39]等。大尺度全类型的遥感作物制图主要集中在美国[40]、加拿大[41]和欧洲[42]等区域。在中国，“全球农情遥感速报系统”（CropWatch）采用 GVG 农情采样系统采集作物比例数据，同时结合高分系列卫星、MODIS 等遥感数据实现耕地面积、复种、作物分布面积比例等信息的提取。

管理方式方面以灌溉农田的提取为主。多采用灌溉前-后土壤含水量和地表温度变化来识别，通过光谱匹配法、决策树法和机器学习等方法在全球[43]、国家[44]、区域[45]等尺度形成相应产品。

2.1.2 作物长势方面的监测

作物长势信息反映作物生长的宏观状况和趋势，主要包括作物生长状况、肥水情况和病虫草害动态等信息，是农情信息的重要组成部分[46,47]。及时、准确的作物长势监测对于作物生产管理者或管理决策者及时采取各种措施，提高资源利用效率、确保粮食安全意义重大[48,49]。对地观测技术，特别是光学遥感技术能反应不同生长状态或环境胁迫下的植物对不同波长光谱的反射、吸收和散射的特征，因而能直接计算反

映作物生长状况的植被指数或定量反演特定的与作物长势相关的生理生化指标，如叶面积指数（LAI）、光合有效辐射分量（FPAR）和氮素浓度等被广泛应用于小麦、玉米等主要作物的大面积、长时序长势监测[47,48,50]。

近年来，随着激光雷达、高光谱、日光诱导叶绿素荧光（SIF）和热红外成像仪等遥感传感器及无人机、无人车、物联网等遥感平台的技术进步，多源、多尺度遥感与人工智能算法相结合的“空天地”一体化农业遥感信息获取理论与技术方法飞速发展，其在营养诊断[51-53]、病害探测[54-58]、地上生物量监测[59,60]和产量预测[61,62]等农作物长势监测应用领域不断扩展和深化。目前，大面积作物长势监测和产量估算的常用数据仍为中低分辨率卫星多光谱数据；而针对小范围或田块尺度作物长势监测评价，基于无人机和无人车的高分辨率的高光谱、激光雷达等遥感数据的应用越来越广泛[63-67]。

此外，SIF、合成孔径雷达和热红外成像卫星遥感技术的发展和应用[68-72]，以及遥感数据和作物生长模型的同化[48,73]、深度学习算法的结合[61,74-77]，也正在农作物长势监测研究中得到应用。特别是针对遥感直接反演的作物单产、农业灾害等指数机理性不足的问题，目前采用对地观测数据反演参数与作物生长模型及其他多学科模型的结合越来越广泛地应用到了粮食单产及潜力、农业灾害监测（如病虫害监测[78]）等领域，并向着大尺度、精细化、精准化监测发展，以形成更为细致准确的监测结果，从而为区域及全球SDG 2实现进程评估提供基础。

2.2 基于多源数据融合的粮食可持续生产综合评估

对粮食生产可持续性的评价通常涵盖社会、经济、环境等多个维度，它需要将粮食生产各个要素进行系统性考虑，包括多要素关联及其区域差异，最终辐射出粮食可持续生产涉及的方方面面。综合的粮食生产系统制图是开展粮食生产可持续性研究的前提，而地球大数据为这一工作提供了重要支撑。

当前，综合性的粮食生产系统制图在全球尺度较为成熟，Leff等[79]、Monfreda等[80]、Portmann等[81]和You等[82]均发展了全球作物系统制图，后分别称为LRF、M3、MIRCA、SPAM。这些系统制图均包括整个种植系统的作物播种面积和产量，有的甚至包括产量潜力和灌溉等各要素范围一致、空间可比的结果。

LRF系统制图综合了基于对地观测的土地覆盖数据和全球农业普查数据，以18种主要作物在每个行政单元的总收获面积比例来评估其在全球5′网格（赤道上长度约9 km）的分布。在非耕地区域进行掩膜并应用平滑算法纠正行政边界的突然和任意变化后，LRF系统制图将得到的单个作物比例和全球耕地分布数据集[83]融合，以获得对耕地各像元中每种作物比例的评估。在这项工作之后，M3系统制图使用栅格尺度耕地面积比例作为权重，对2000年全球175种不同作物的收获面积和产量进行分配。通过结合M3、LRF系统制图和全球灌溉区地图[84]，MIRCA系统制图产生了一个全球数据集，其中包括26种灌溉作物每月的种植面积（5′网格）。

SPAM系统制图在涵盖要素、制图方法、覆盖年份上较上述系统制图更进一步。它不仅关注作物播种面积、产量的分布，还关注作物的管理方式（如灌溉和雨养）、投入强度（如商业导向型和自给型）及其可能导致的产量差异。在方法方面，不同于M3系统制图采用最直接的方法将每种作物分配到每个网格单元中，以及MIRCA系统制图仅考虑耕地面积和灌溉雨养对产量的影响，SPAM系统制图同时关注了温度、降雨量、土壤条件和作物价格等对作物及产量空间分布差异的影响。覆盖年份方面，目前仅SPAM系统制图进行了更新，涵盖了2000年、2005年、2010年的全球作物系统情况[85]。此外，SPAM系统制图更关注发展中国家。例如，目前已实现2017年非洲作物系统

制图③。

在粮食生产系统空间制图的基础上，更多反映粮食可持续生产的要素，特别是在环境可持续性方面的要素，得以整合进而开展可持续性定量研究。Mueller 等[8]在 MIRCA 数据集的基础上，对涵盖播种面积 76% 的主要作物施肥量开展全球制图，并进行不同作物气候区划，发展作物单产潜力和施肥减量化评估模型等，形成对全球主要作物产量提升同时环境减量潜力及格局的解析。West 等[10]则进一步对全球粮食生产过程中的灌溉耗水、化肥过施、温室气体排放进行定量评估，提出了未来不同区域应当关注的不同环境因素及重点作物等，为全球粮食可持续生产提供了建议。Zuo 等[6]综合评估了土地利用变化和农田管理对粮食生产可持续性的影响。大部分的研究中，与粮食生产系统相关的水资源变化[86,87]、养分循环[88]、温室气体排放[13,89]等，以及气候变化[90,91]和灾害[92]对粮食生产的影响，是受关注较多的可持续评估要素。社会、经济、环境等多方面的交互作用通过粮食生产系统制图成果也得以展开分析[93]。

3 地球大数据支撑粮食可持续生产的未来展望

2015 年，联合国可持续发展峰会通过《2030 年可持续发展议程》的同时，启动了一项技术促进机制，旨在促进科学、技术与创新，以实现 SDGs。在《2030 年可持续发展议程》通过 5 年之际，联合国独立科学家团队提出实现 SDGs 的 4 个杠杆：政府治理、经济与金融、个人和集体行动、科学技术。粮食生产作为自然与人类交互作用最为剧烈的一种活动，其可持续保障需要通过将科技创新充分融入政府治理与个人和集体行动来实现。地球大数据作为地球科学的新动力，具有深度支撑粮食可持续生产的巨大潜力。

3.1 多学科模型凝聚地球大数据支撑可持续粮食生产政府治理

粮食生产受到社会、经济、环境等多方面要素的影响，推动粮食生产向可持续方向发展应当综合考虑各类要素的交互作用，特别是资源的制约[94,95]。此外，粮食可持续生产对保障粮食安全、减缓及适应气候变化、防治土地退化、防止生态退化等全球挑战具有重要影响，是多个 SDGs 指标的纽带[11]。建立可持续的粮食生产系统，需要对多领域多学科进行综合统筹思考。然而，目前对于推动粮食可持续生产，同时应对上述全球挑战的策略尚不明朗。

地球大数据来源于但不限于空间对地观测数据，还包括陆地、海洋、大气，以及与人类活动相关的数据，是地球科学、信息科学、空间科技等交叉融合形成的大数据[96]。依托地球大数据，开展多学科模型交叉融合凝聚多学科数据，是围绕粮食可持续生产形成综合解决方案的重要途径，能够为全球及各级政府提供决策支撑，以应对全球挑战，因而是未来应当重点关注的方向。例如，结合气候模式、作物生长模拟模型等将自然条件与农业生产过程关联，采用土地利用变化模拟、智能优化技术等将农业生产过程与社会经济变化关联，以可持续农业发展为支点，支撑生态环境保护与修复，同时服务社会经济发展。

3.2 技术创新集成地球大数据搭建粮食可持续生产决策体系

提高粮食生产效率是解决粮食安全的主要措施[97]。当前，农业生产正从农业机械化向农业精准化发展；与此同时，农业智能化趋势悄然蔓延。不论是精准化生产还是智能化生产，数据都是关键[98,99]。地球大数据与物联网、互联网、人工智能、云计算等技术的融合与集成，无论是对农场主还是农户，都能在精准播种、耕作、灌溉、施肥施药和收获的生产全过

③ www.mapspam.info

程提供有力支持，为提高灌溉效率、降低化肥农药过施风险、减少农业气象灾害损失，进而实现粮食可持续生产提供技术路径。例如，在美国、日本、欧盟等国家和地区，先后提出了以现代信息技术和智能技术为核心的智慧农业发展模式，其中主要技术就包含遥感与传感器系统、农业大数据与云服务技术等[100]。

与此同时，全球各国粮食生产能力的比较优势与需求间的不平衡使得国际粮食贸易长期存在，并愈发显著。全球及国内粮食生产形势与市场化分析，对农户或农场主作物选择、生产资料的投入，以及由此引起的收益变化作用日渐强烈。加强全球范围粮食生产形势的监测，基于多源多尺度对地观测数据，提升全球及区域粮食供应形势的早期预期能力和精细化研判能力，并将其融入智慧农业，与实际生产紧密结合，将深刻影响粮食生产系统，推动其向可持续方向发展。

致谢　何昌垂、张增祥、吴文斌对文章思路形成作出贡献，特此感谢。

参考文献

1 IGS-UNSG. Global Sustainable Development Report 2019: The Future is Now—Science for Achieving Sustainable Development. New York: IGS-UNSG, 2019.

2 FAO, IFAD, UNICEF, et al. The State of Food Security and Nutrition in the World 2018. Rome: FAO, 2018.

3 UN. The Sustainable Development Goals Report 2019. New York: UN, 2019.

4 FAO, IFAD, UNICEF, et al. The State of Food Security and Nutrition in the World 2019. Rome: FAO, 2019.

5 van Vliet J, Eitelberg D A, Verburg P H. A global analysis of land take in cropland areas and production displacement from urbanization. Global Environmental Change, 2017, 43: 107-115.

6 Zuo L J, Zhang Z X, Carlson K M, et al. Progress towards sustainable intensification in China challenged by land-use change. Nature Sustainability, 2018, 1(6): 304-313.

7 Stabile M C C, Guimarães A L, Silva D S, et al. Solving Brazil's land use puzzle: Increasing production and slowing Amazon deforestation. Land Use Policy, 2020, 91: 104362.

8 Mueller N D, Gerber J S, Johnston M, et al. Closing yield gaps through nutrient and water management. Nature, 2012, 490: 254-257.

9 Alexander P, Reddy A, Brown C, et al. Transforming agricultural land use through marginal gains in the food system. Global Environmental Change, 2019, 57: 101932.

10 West P C, Gerber J S, Engstrom P M, et al. Leverage points for improving global food security and the environment. Science, 2014, 345: 325-328.

11 Smith P, Calvin K, Nkem J, et al. Which practices co-deliver food security, climate change mitigation and adaptation, and combat land degradation and desertification?. Global Change Biology, 2020, 26(3): 1532-1575.

12 Rosegrant M W, Ringler C, Zhu T J. Water for agriculture: Maintaining food security under growing scarcity. Annual Review of Environment and Resources, 2009, 34(1): 205-222.

13 Carlson K M, Gerber J S, Mueller N D, et al. Greenhouse gas emissions intensity of global croplands. Nature Climate Change, 2017, 7(1): 63-68.

14 FAO. Factsheets on the 21 SDG Indicators under FAO CustodianshiA Highlight of the Main Indicators with the Greatest Gaps in Country Reporting. Rome: FAO, 2020.

15 Gennari P, Rosero-Moncayo J, Tubiello F N. The FAO contribution to monitoring SDGs for food and agriculture. Nature Plants, 2019, 5(12): 1196-1197.

16 Wu B F, Tian F Y, Zhang M, et al. Cloud services with big data provide a solution for monitoring and tracking sustainable development goals. Geography and Sustainability, 2020, 1(1): 25-32.

17 FAO. FAO AND the SDGs Indicators: Measuring up to the 2030 Agenda for Sustainable Development. Rome: FAO, 2017.

18 Guo H D, Chen F, Sun Z C, et al. Big Earth Data: A practice of sustainability science to achieve the Sustainable Development Goals. Science Bulletin, 2021, 66(11): 1050-1053.

19 郭华东, 陈润生, 徐志伟, 等. 自然科学与人文科学大数据——第六届中德前沿探索圆桌会议综述. 中国科学院院刊, 2016, 31(6): 707-716.

20 Guo H D. Big Earth data: A new frontier in Earth and information sciences. Big Earth Data, 2017, 1(1/2): 4-20.

21 张增祥, 赵晓丽, 汪潇, 等. 中国土地利用遥感监测图集. 北京: 星球地图出版社, 2012.

22 《中华人民共和国土地覆被地图集》编委会. 中华人民共和国土地覆被地图集（1：1000000）. 北京: 中国地图出版社, 2017.

23 Feng D L, Yu L, Zhao Y Y, et al. A multiple dataset approach for 30-m resolution land cover mapping: A case study of continental Africa. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(12): 3926-3938.

24 Nabil M, Zhang M, Bofana J, et al. Assessing factors impacting the spatial discrepancy of remote sensing based cropland products: A case study in Africa. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020, 85: 102010.

25 Waha K, Dietrich J P, Portmann F T, et al. Multiple cropping systems of the world and the potential for increasing cropping intensity. Global Environmental Change, 2020, 64: 102131.

26 Panigrahy S, Sharma S A. Mapping of crop rotation using multidate Indian Remote Sensing Satellite digital data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1997, 52(2): 85-91.

27 Zhao Y, Bai L Y, Feng J Z, et al. Spatial and temporal distribution of multiple cropping indices in the North China Plain using a long remote sensing data time series. Sensors (Basel), 2016, 16(4): 557.

28 Qiu B W, Lu D F, Tang Z H, et al. Mapping cropping intensity trends in China during 1982-2013. Applied Geography, 2017, 79: 212-222.

29 Zuo L J, Wang X, Liu F, et al. Spatial exploration of multiple cropping efficiency in China based on time series remote sensing data and econometric model. Journal of Integrative Agriculture, 2013, 12(5): 903-913.

30 Liu L, Xu X L, Zhuang D F, et al. Changes in the potential multiple cropping system in response to climate change in China from 1960–2010. PLoS One, 2013, 8(12): e80990.

31 Liu L, Xiao X M, Qin Y W, et al. Mapping cropping intensity in China using time series Landsat and Sentinel-2 images and Google Earth Engine. Remote Sensing of Environment, 2020, 239: 111624.

32 Panigrahy S, Manjunath K R, Ray S S. Deriving cropping system performance indices using remote sensing data and GIS. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(12): 2595-2606.

33 Xiao X M, Boles S, Frolking S, et al. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. Remote Sensing of Environment, 2006, 100(1): 95-113.

34 Gumma M K, Thenkabail P S, Maunahan A, et al. Mapping seasonal rice cropland extent and area in the high cropping intensity environment of Bangladesh using MODIS 500 m data for the year 2010. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 91: 98-113.

35 Onojeghuo A O, Blackburn G A, Wang Q M, et al. Rice crop phenology mapping at high spatial and temporal resolution using downscaled MODIS time-series. GIScience & Remote Sensing, 2018, 55(5): 659-677.

36 Pan Y Z, Li L, Zhang J, et al. Winter wheat area estimation from MODIS-EVI time series data using the Crop Proportion Phenology Index. Remote Sensing of Environment, 2012, 119: 232-242.

37 Zhong L H, Gong P, Biging G S. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: A multi-year experiment using Landsat imagery. Remote Sensing of Environment, 2014, 140: 1-13.

38 Song X P, Potapov P V, Krylov A, et al. National-scale soybean mapping and area estimation in the United States using medium resolution satellite imagery and field survey. Remote Sensing of Environment, 2017, 190: 383-395.

39 Busetto L, Zwart S J, Boschetti M. Analysing spatial-temporal changes in rice cultivation practices in the Senegal River Valley using MODIS time-series and the PhenoRice algorithm. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2019, 75: 15-28.

40 Johnsan D M, Mueller R. The 2009 cropland data layer. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2010, 76(11): 1201-1205.

41 Fisette T, Davidson A, Daneshfar B, et al. Annual space-based crop inventory for Canada: 2009–2014// 2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium. Quebec City: IEEE, 2014: 5095-5098.

42 Defourny P, Bontemps S, Bellemans N, et al. Near real-time agriculture monitoring at national scale at parcel resolution: Performance assessment of the Sen2-Agri automated system in various cropping systems around the world. Remote Sensing of Environment, 2019, 221: 551-568.

43 Thenkabail P S, Biradar C M, Noojipady P, et al. Global irrigated area map (GIAM), derived from remote sensing, for the end of the last millennium. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(14): 3679-3733.

44 刘逸竹, 吴文斌, 李召良, 等. 基于时间序列NDVI的灌溉耕地空间分布提取. 农业工程学报, 2017, 33(22): 276-284.

45 Zhu Z J, Zhang Z X, Zuo L J, et al. The detecting of irrigated croplands changes in 1987-2015 in Zhangjiakou. IEEE Access, 2021, 9: 96076-96091.

46 吴炳方. 全国农情监测与估产的运行化遥感方法. 地理学报, 2000, 55(1): 25-35.

47 Weiss M, Jacob F, Duveiller G. Remote sensing for agricultural applications: A meta-review. Remote Sensing of Environment, 2020, 236: 111402.

48 陈仲新, 任建强, 唐华俊, 等. 农业遥感研究应用进展与展望. 遥感学报, 2016, 20(5): 748-767.

49 吴炳方, 蒙继华, 李强子. 国外农情遥感监测系统现状与启示. 地球科学进展, 2010, 25(10): 1003-1012.

50 吴炳方, 张峰, 刘成林, 等. 农作物长势综合遥感监测方法. 遥感学报, 2004, 8(6): 498-514.

51 Abulaiti Y, Sawut M, Maimaitiaili B, et al. A possible fractional order derivative and optimized spectral indices for assessing total nitrogen content in cotton. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 171: 105275.

52 Berger K, Verrelst J, Féret J B, et al. Crop nitrogen monitoring: Recent progress and principal developments in the context of imaging spectroscopy missions. Remote Sensing of Environment, 2020, 242: 111758.

53 Zhou X F, Zhang J C, Chen D M, et al. Assessment of leaf chlorophyll content models for winter wheat using Landsat-8 multispectral remote sensing data. Remote Sensing, 2020, 12(16) : 2574.

54 Meng R, Lv Z, Yan J B, et al. Development of spectral disease indices for southern corn rust detection and severity classification. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3233.

55 Zhang J C, Huang Y B, Pu R L, et al. Monitoring plant diseases and pests through remote sensing technology: A review. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104943.

56 Tian L, Xue B W, Wang Z Y, et al. Spectroscopic detection of rice leaf blast infection from asymptomatic to mild stages with integrated machine learning and feature selection. Remote Sensing of Environment, 2021, 257: 112350.

57 张凝, 杨贵军, 赵春江, 等. 作物病虫害高光谱遥感进展与

展望. 遥感学报, 2021, 25(1): 403-422.

58 Dong Y Y, Xu F, Liu L Y, et al. Automatic system for crop pest and disease dynamic monitoring and early forecasting. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 4410-4418.

59 Maimaitijiang M, Sagan V, Sidike P, et al. Vegetation Index Weighted Canopy Volume Model (CVMVI) for soybean biomass estimation from Unmanned Aerial System-based RGB imagery. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 151: 27-41.

60 Yue J B, Yang G J, Tian Q J, et al. Estimate of winter-wheat above-ground biomass based on UAV ultrahigh-ground-resolution image textures and vegetation indices. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 150: 226-244.

61 Maimaitijiang M, Sagan V, Sidike P, et al. Soybean yield prediction from UAV using multimodal data fusion and deep learning. Remote Sensing of Environment, 2020, 237: 111599.

62 Kamir E, Waldner F, Hochman Z. Estimating wheat yields in Australia using climate records, satellite image time series and machine learning methods. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 160: 124-135.

63 Apolo-Apolo O E, Martínez-Guanter J, Egea G, et al. Deep learning techniques for estimation of the yield and size of *Citrus fruits* using a UAV. European Journal of Agronomy, 2020, 115: 126030.

64 Song P L, Zheng X M, Li Y Y, et al. Estimating reed loss caused by *Locusta migratoria* manilensis using UAV-based hyperspectral data. Science of the Total Environment, 2020, 719: 137519.

65 Santos L M, Ferraz G A E S, Barbosa B D D S, et al. Biophysical parameters of coffee crop estimated by UAV RGB images. Precision Agriculture, 2020, 21(6): 1227-1241.

66 Sun S P, Li C Y, Chee P W, et al. Three-dimensional photogrammetric mapping of cotton bolls *in situ* based on point cloud segmentation and clustering. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 160: 195-207.

67 Lv Z, Meng R, Man J G, et al. Modeling of winter wheat fAPAR by integrating Unmanned Aircraft Vehicle-based optical, structural and thermal measurement. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 102: 102407.

68 Wang C, Guan K Y, Peng B, et al. Satellite footprint data from OCO-2 and TROPOMI reveal significant spatio-temporal and inter-vegetation type variabilities of solar-induced fluorescence yield in the US Midwest. Remote Sensing of Environment, 2020, 241: 111728.

69 Li Z H, Zhang Q, Li J, et al. Solar-induced chlorophyll fluorescence and its link to canopy photosynthesis in maize from continuous ground measurements. Remote Sensing of Environment, 2020, 236: 111420.

70 Song L, Guanter L, Guan K Y, et al. Satellite sun-induced chlorophyll fluorescence detects early response of winter wheat to heat stress in the Indian Indo-Gangetic Plains. Global Change Biology, 2018, 24(9): 4023-4037.

71 Guan K Y, Wu J, Kimball J S, et al. The shared and unique values of optical, fluorescence, thermal and microwave satellite data for estimating large-scale crop yields. Remote Sensing of Environment, 2017, 199: 333-349.

72 Chauhan S, Darvishzadeh R, Boschetti M, et al. Estimation of crop angle of inclination for lodged wheat using multi-sensor SAR data. Remote Sensing of Environment, 2020, 236: 111488.

73 Yu D Y, Zha Y Y, Shi L S, et al. Improvement of sugarcane yield estimation by assimilating UAV-derived plant height observations. European Journal of Agronomy, 2020, 121: 126159.

74 Yang Q, Shi L S, Han J Y, et al. Deep convolutional neural networks for rice grain yield estimation at the ripening stage using UAV-based remotely sensed images. Field Crops Research, 2019, 235: 142-153.

75 Han J Y, Shi L S, Yang Q, et al. Real-time detection of rice phenology through convolutional neural network using handheld

camera images. Precision Agriculture, 2021, 22(1): 154-178.

76 Ferentinos K P. Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 145: 311-318.

77 Zhang X, Han L X, Dong Y Y, et al. A deep learning-based approach for automated yellow rust disease detection from high-resolution hyperspectral UAV images. Remote Sensing, 2019, 11(13): 1554.

78 黄文江, 董莹莹, 赵龙龙, 等. 蝗虫遥感监测预警研究现状与展望. 遥感学报, 2020, 24(10): 1270-1279.

79 Leff B, Ramankutty N, Foley J A. Geographic distribution of major crops across the world. Global Biogeochemical Cycles, 2004, 18: GB1009.

80 Monfreda C, Ramankutty N, Foley J A. Farming the planet: 2. Geographic distribution of crop areas, yields, physiological types, and net primary production in the year 2000. Global Biogeochemical Cycles, 2008, 22: GB1022.

81 Portmann F T, Siebert S, Döll P. MIRCA2000—Global monthly irrigated and rainfed crop areas around the year 2000: A new high-resolution data set for agricultural and hydrological modeling. Global Biogeochemical Cycles, 2010, 24: GB1011.

82 You L Z, Wood S, Wood-Sichra U, et al. Generating global crop distribution maps: From census to grid. Agricultural Systems, 2014, 127: 53-60.

83 Ramankutty N, Evan A T, Monfreda C, et al. Farming the planet: 1. Geographic distribution of global agricultural lands in the year 2000. Global Biogeochemical Cycles, 2008, 22: GB1003.

84 Siebert S, Döll P, Hoogeveen J, et al. Development and validation of the global map of irrigation areas. Hydrology and Earth System Sciences, 2005, 9(5): 535-547.

85 Yu Q Y, You L Z, Wood-Sichra U, et al. A cultivated planet in 2010 – Part 2: The global gridded agricultural-production maps. Earth System Science Data, 2020, 12(4): 3545-3572.

86 Brauman K A, Siebert S, Foley J A. Improvements in crop water productivity increase water sustainability and food security—A global analysis. Environmental Research Letters, 2013, 8(2): 024030.

87 Wada Y, Wisser D, Bierkens M F P. Global modeling of withdrawal, allocation and consumptive use of surface water and groundwater resources. Earth System Dynamics, 2014, 5(1): 15-40.

88 Zhang X, Davidson E A, Mauzerall D L, et al. Managing nitrogen for sustainable development. Nature, 2015, 528: 51-59.

89 Gerber J S, Carlson K M, Makowski D, et al. Spatially explicit estimates of N_2O emissions from croplands suggest climate mitigation opportunities from improved fertilizer management. Global Change Biology, 2016, 22(10): 3383-3394.

90 Lobell D B, Schlenker W, Costa-Roberts J. Climate trends and global crop production since 1980. Science, 2011, 333: 616-620.

91 Challinor A J, Watson J, Lobell D B, et al. A meta-analysis of crop yield under climate change and adaptation. Nature Climate Change, 2014, 4(4): 287-291.

92 Lesk C, Rowhani P, Ramankutty N. Influence of extreme weather disasters on global crop production. Nature, 2016, 529: 84-87.

93 Wuepper D, Le Clech S, Zilberman D, et al. Countries influence the trade-off between crop yields and nitrogen pollution. Nature Food, 2020, 1(11): 713-719.

94 Elliott J, Deryng D, Müller C, et al. Constraints and potentials of future irrigation water availability on agricultural production under climate change. PNAS, 2014, 111(9): 3239-3244.

95 Wu B, Zeng H, Yan N, et al. Approach for estimating available consumable water for human activities in a river basin. Water Resources Management, 2018, 32(7): 2353-2368.

96 郭华东. 利用地球大数据 促进可持续发展. 人民日报, 2018-07-30(07).

97 Foley J A, Ramankutty N, Brauman K A, et al. Solutions for a cultivated planet. Nature, 2011, 478: 337-342.

98 唐华俊. 智慧农业——赋能农业现代化高质量发展. 人民

日报, 2020-06-12(20).

99 熊松宁, 杨霄璇, 杨俊刚, 等. 从精准农业向智慧农业演进. 卫星应用, 2017, (4): 47-51.

100 赵春江. 发展智慧农业 建设数字乡村. (2020-04-30) [2021-07-17]. http://www.jhs.moa.gov.cn/zlyj/202004/t20200430_6342836.htm.

Big Earth Data Supports Sustainable Food Production: Practices and Prospects

ZUO Lijun[1,2*] WU Bingfang[1,2] YOU Liangzhi[3,4] HUANG Wenjiang[1,2] MENG Ran[5]
DONG Yingying[1,2] PAN Tianshi[1] WANG Yafei[1]

(1 Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
2 International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, China;
3 Macro Agriculture Research Institute, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;
4 International Food Policy Research Institute, Washington DC 20006, USA;
5 College of Resources & Environment, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract Ensuring food security is a fundamental issue for global sustainable development. Sustainable food production is the basis for food security and an effective approach to address global challenges such as climate change, land degradation, and ecological degradation. At present, there is a data gap in the monitoring and assessment of the sustainability of food production, and the supporting role of the Big Earth Data is increasingly prominent. This paper summarizes the current practice of Big Earth Data in support of sustainable food production, including the role of Earth observation technology in the monitoring of various elements of food production system, and the application of multi-source data fusion in the monitoring of comprehensive food production system and the assessment of the sustainability of food production. Based on the review, according the framework of four levers for achieving Sustainable Development Goals (SDGs), we promote two suggestions for future development on Big Earth Data in support of sustainable food production: (1) integrating Big Earth Data with multidisciplinary models to promote knowledge discovery thus supporting governance, and (2) integrating Big Earth Data with technological innovation to build intelligent agriculture for on-farm sustainable food production system.

Keywords sustainable food production, Big Earth Data, Sustainable Development Goals (SDGs), practices, prospects



左丽君 中国科学院空天信息创新研究院副研究员，国家遥感应用工程技术研究中心副主任。主要从事土地利用变化遥感监测、土地利用变化对粮食安全和生态系统的影响等研究。E-mail: zuolj@aircas.ac.cn

ZUO Lijun Associate Professor of Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences (CAS), Deputy Director of the National Engineering Research Center for Geomatics (NCG). Her research focuses on remote sensing of land use change, impact of land use change on food security and ecosystems. E-mail: zuolj@aircas.ac.cn

■责任编辑：岳凌生

*Corresponding author